

**КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ТАРАСА ШЕВЧЕНКА**

Факультет комп'ютерних наук і кібернетики
Кафедра теоретичної кібернетики

**Кваліфікаційна робота
на здобуття ступеня бакалавра**

за спеціальністю 122 Комп'ютерні науки

на тему:

**АВТОМАТИЧНА ОЦІНКА ЯКОСТІ ЗОБРАЖЕННЯ СІТКІВКИ ОКА
ЛЮДИНИ**

Виконав студент 4-го курсу
Ткач Владислав Сергійович

Науковий керівник:
професор, доктор фіз.-мат. наук
Крак Юрій Васильович

Засвідчую, що в цій роботі немає
запозичень з праць інших авторів без
відповідних посилань.

Студент

Роботу розглянуто й допущено до
захисту на засіданні кафедри теоретичної
кібернетики

«__» _____ 202__ р.,

Протокол № _____
Завідувач кафедри
Ю. В. Крак

РЕФЕРАТ

Обсяг роботи сторінок, ілюстрацій, джерел посилань.

АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА СКРИНІНГУ СІТКІВКИ ОКА, АЛГОРИТМИ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ, ЗОРОВА СИСТЕМА ЛЮДИНИ, МЕТОДИ ВИБОРУ АЛГОРИТМУ, ОЦІНКА ЯКОСТІ ЗОБРАЖЕНЬ, РІЗКІСТЬ ЗОБРАЖЕННЯ, ПЕРЦЕПТИВНА ЯКІСТЬ ЗОБРАЖЕННЯ.

Робота виконана в рамках створення автономного центру офтальмологічного обстеження. Крім точності оцінки якості зображення, важливим фактором є швидкість розрахунку ключових параметрів якості зображення, що дозволило б забезпечити роботу центру в режимі реального часу. Виходячи з останніх досліджень та наукових відкриттів, виникла необхідність додаткового вивчення часових характеристик алгоритмів.

Основною метою роботи є створення алгоритму оцінки якості зображення, що базується на найкращому поєднанні параметрів якості зображення в контексті співвідношення ефективності та часових характеристик. Це в кінцевому підсумку призвело до розробки інструменту для аналізу особливостей якості зображення сітківки ока і подальшого аналізу вибраних комбінацій алгоритмів IQA і каналів зображення.

Для вибору найкращих комбінацій алгоритмів і каналів зображення було обрано два методи: метод абсолютної продуктивності та метод відносної продуктивності. В результаті було виявлено їхні слабкі сторони та запропоновано можливе вирішення цих проблем за допомогою підходу максимального покриття.

Було зібрано та проаналізовано 130 можливих комбінацій алгоритмів виділення якісних ознак та каналів. Серед обраних алгоритмів також вдалося визначити алгоритми, залежні від рівня шуму зображення, а також вплив зменшення роздільної здатності на загальну продуктивність різних алгоритмів виділення якісних ознак. Пояснено вплив шуму на роботу операторів виявлення контурів Собела й Кенні.

ЗМІСТ

1.1	Будова ока	9
1.1.1	Будова сітківки ока	11
1.2	Властивості ока, що впливають на оцінку якості зображення	11
1.2.1	Біологічні фактори, які можуть впливати на якість зображення	12
1.2.1.1	Травми та захворювання очей, що впливають на якість зображення	12
1.2.1.2	Ступінь впливу дефектів на характеристики якості зображення	14
1.2.2	Вибір каналу зображення	15
2.1	Вступ до ОЯЗС	16
2.1.1	Об'єктивні алгоритми для ОЯЗС	17
2.2	Ручні методи ОЯЗС	17
2.2.1	Середня суб'єктивна оцінка	17
2.2.2	Одностимульний та двостимульний методи	18
2.3	Якісні характеристики	19
2.3.1	Загальні характеристики	19
2.3.1.1	Чіткість	20
2.3.1.2	Освітлення	21
2.3.2	Структурні характеристики	24
2.3.2.1	Якісні характеристики на основі сегментації судин	25
3.1	Методи оцінки ефективності алгоритму	26
3.1.1	Площа під кривою	26
3.2	Методи відбору якісних ознак для алгоритму	28
3.2.1	Метод відносної продуктивності	28
3.2.2	Метод абсолютної продуктивності	29
3.3	Етапи аналізу	29
3.3.1	Етап перший: збір первинних даних	30
3.3.2	Етап другий: Аналіз первинних даних	30

3.3.2.1 Розрахунок ППК	31
3.3.2.2 Розрахунок коефіцієнтів для МЧНК	32
3.3.3 Етап третій: Аналіз попередньої обробки та об'єднання статистичних даних	32
3.3.4 Етап четвертий: Вибір комбінацій	33
3.3.5 Етап п'ятий: Аналіз комбінацій	33
4.1 Архітектура програми	34
4.1.1 Збір первинних даних	34
4.1.1.1 Реєстратор алгоритмів	35
4.1.1.2 Комбінатор алгоритмів	35
4.1.1.3 Постачальник даних з бази даних	36
4.1.1.4 Розрахунок якісних характеристик	36
4.1.1.5 Серіалізація та зберігання результатів	38
4.1.2 Аналіз первинних даних	38
4.1.3 Аналіз попередньої обробки та об'єднання статистичних даних	38
4.1.4 Вибір комбінацій	39
4.1.5 Аналіз комбінацій	40
5.1 Алгоритми, обрані для аналізу	42
5.1.1 Алгоритми якісних ознак	42
5.1.2 Алгоритми виділення каналів зображення	44
5.2 База даних	44
5.2.1 База даних EyeQ	44
5.2.2 Власна база даних	44
5.3 Результати	45
5.3.1 Вибрані комбінації	45
5.3.2 Аналіз комбінацій	46
5.3.3 Недоліки методів	50

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАЧЕННЯ

ВООЗ – Всесвітньої організації охорони здоров'я;

АССС – Автоматичні системи скринінгу сітківки;

ОЯЗС – Оцінка якості зображення сітківки;

ЗСЛ – Зорова система людини;

RGB – адитивна колірна модель, що описує спосіб синтезу кольору, за якою червоне, зелене та синє світло накладаються разом;

HSV – альтернативне представлення колірної моделі RGB;

JSON – (англ. JavaScript Object Notation) це текстовий формат обміну даними між комп'ютерами.

ВСТУП

За оцінками Всесвітньої організації охорони здоров'я (ВООЗ), у 2020 році щонайменше 2,2 мільярда людей мали порушення зору зблизька або вдалечінь, у тому числі 20 мільйонів людей із помірним або серйозним порушенням зору вдалечінь або сліпотою, спричиненими такими захворюваннями сітківки, як: вікова макулодистрофія (8 мільйонів), глаукома (7,7 мільйона), діабетична ретинопатія (3,9 мільйона) [1]. Такі захворювання мають легкі ранні симптоми, що повільно прогресують, які часто залишаються непоміченими для хворих. Пацієнти зазвичай дізнаються про ці захворювання на пізніх стадіях після того, як вже відбулося серйозне пошкодження зору. На ранніх стадіях медичне лікування таких захворювань очей є відносно простим і може допомогти запобігти прогресуванню захворювання. При відсутності лікування на ранніх стадіях виникають патологічні ускладнення, що призводять до серйозних порушень зору. Вони викликають потребу комплексного лікування, яке є здебільшого неефективним. Отже, раннє виявлення та належне лікування очних захворювань є необхідними для обмеження розвитку порушень зору. Наприклад, дослідження показали, що раннє виявлення діабетичної ретинопатії шляхом періодичного скринінгу знижує ризик сліпоти приблизно на 50%. [2].

Раннє виявлення захворювання вимагає частих медичних оглядів мільйонів пацієнтів-кандидатів, хворих на діабет або таких, що мають родичів, що хворіли на глаукому. Недоліком ручного скринінгу такої великої групи населення є величезні витрати на роботу офтальмологів. Крім того, ручний скринінг може бути обмежений через низьку кількість офтальмологів і пацієнтів, особливо в країнах, що розвиваються, і в сільській місцевості. Автоматичні системи скринінгу сітківки (АССС) можуть допомогти подолати ці обмеження. АССС знімає та аналізує зображення сітківки без втручання людини. На підставі автоматизованої діагностики суб'єкту рекомендується звернутися до офтальмолога при виявленні симптомів захворювання. У розробку АССС було докладено значні дослідницькі

зусилля, однак виявилось, що їх продуктивність сильно залежить від якості оброблених зображень сітківки. Загалом придатні з медичної точки зору зображення сітківки характеризуються двома основними аспектами:

1. Чіткість: придатні з медичної точки зору зображення сітківки повинні бути чіткими, добре та рівномірно освітленими, щоб полегшити розрізнення структур сітківки та можливих хворобливих уражень автоматизованими системами. Офтальмологи, які вивчають зображення сітківки, також вимагають, щоб вони були достатньо чіткими для надійної діагностики;
2. Зміст: зображення сітківки ока повинні мати достатню роздільну здатність всіх необхідних структур сітківки. Чітке зображення з відсутніми або неповними структурами сітківки може призвести до того, що зображення буде непридатним для медичної діагностики. Крім того, слід належним чином виявляти зображення поза сітківкою (викиди), щоб уникнути можливого неправильного діагнозу, якщо ці зображення будуть додатково оброблені АССС.

Зображення сітківки ока отримують за допомогою цифрових фундус-камер, які вловлюють світло, відбите від поверхні сітківки. Дослідження показали, що відсоток зображень сітківки, непридатних для АССС, становить приблизно 10% і 20,8% для розширених і нерозширених зіниць відповідно. Медично невідповідні зображення сітківки ока можуть бути результатом кількох факторів, включаючи недостатнє освітлення, поганий фокус, природну вигнуту структуру сітківки, варіації розширення зіниці та пігментації між пацієнтами, а також рухи пацієнта або моргання. Обробка зображень низької якості може призвести до запиту на повторне отримання зображення офтальмологом, що коштує грошей і часу. У гіршому випадку аналіз АССС невідповідних з медичної точки зору зображень сітківки може призвести до того, що хворе око буде помилково діагностовано як здорове, що призведе до затримки лікування. Отже, оцінка якості зображення сітківки (ОЯЗС) є важливим попереднім кроком для забезпечення надійності АССС [3].

У цій роботі проаналізовано два різних підходи до вибору якісних ознак для алгоритму оцінки якості зображення сітківки ока людини. Досліджень у цьому напрямку бракує, і тому однією з цілей цієї роботи є заповнення цієї прогалини. Проаналізувавши 150 комбінацій різних ознак якості та алгоритмів виділення каналів зображення, ці підходи будуть проаналізовані. В результаті буде обрано найкращу комбінацію алгоритмів визначення ознак якості на основі даних, отриманих за допомогою двох методів підбору параметрів, і реалізовано у вигляді окремої програми для класифікації якості зображень.

1 БІОЛОГІЯ ЛЮДСЬКОГО ОКА

Для того, щоб визначити найкращий підхід до розробки алгоритму класифікації якості зображення сітківки людського ока, необхідно визначити основні дані об'єкта фотографування - ока.

Підрозділ 1.1 присвячений опису основних частин ока для отримання необхідних фундаментальних знань про будову людського ока. Основна увага приділяється сітківці та її основним частинам, видимим на зображеннях сітківки.

У підрозділі 1.2 описано можливі фактори, які можуть безпосередньо впливати на якість фотографії. До таких факторів належать особливості будови ока, патології та дефекти.

1.1 Будова ока

Око має приблизно сферичну форму з діаметром близько 24 мм і розташоване в очній ямці людини, в якій воно може обертатися навколо своєї осі приблизно на $\pm 30^\circ$. Око в основному складається з оптичного апарату, який відображає на сітківці перевернуте і відповідно недосконале зображення зовнішнього світу. В орбітах обох очей знаходяться три пари зовнішніх очних м'язів, а також підвісний апарат, крово- і нервеве забезпечення очей.

Основні структури ока, описані в літературі, такі:

- **Рогівка** розташована в передній частині ока. Це прозора тканина, яка разом з кришталиком та склистим тілом забезпечує заломлення світлових променів в око. Її неправильна кривизна викликає астигматизм;
- **Передня камера** заповнена внутрішньоочною рідиною, яка постійно оновлюється;
- **Райдужна оболонка** має форму кільця, це кругоподібний м'яз, який звужує/розширює зіницю;

- **Зіниця** – отвір у середині райдужної оболонки, він регулює кількість світла, що надходить в око;
- **Лінза** підвішена до циліарного тіла та має здатність вигинатися, змінюючи таким чином показник заломлення. Якщо кришталік втрачає цю здатність, око не може аккомодувати (фокусуватися);
- **Склисте тіло** заповнює внутрішню частину ока. Це желеподібна прозора речовина, яка впливає на оптичну силу ока;
- **Зоровий нерв** містить величезну кількість нервових волокон, які впадають у центральну нервову систему.

Стінка задньої частини ока складається з трьох шарів:

- **Склера** – непрозора біла тканина, що покриває все очне яблуко, яка в передній частині переходить у рогівку;
- **Хоріоїдеа** – складна система судин і капілярів, що живлять сітківку, яка розташована між склерою та сітківкою і складається з трьох компонентів, розташованих один на одному;
- **Сітківка** – тонкий шар у задній частині ока, що містить світлочутливі клітини.

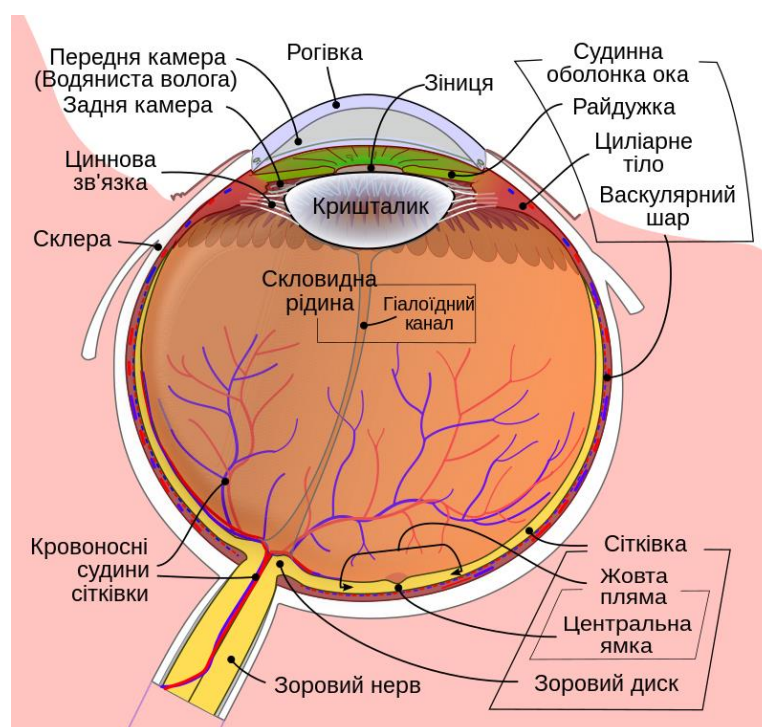


Рисунок 1.1 – Будова людського ока [4]

1.1.1 Будова сітківки ока

Сітківка – це тонка (близько 0,2 мм) напівпрозора мембрана, що складається з десяти шарів епітелію з фоторецепторами, вона має складну, але дуже правильну будову, і ця мембрана обробляє інформацію про зображення, яке потрапляє на неї з оптичного апарату ока. Сітківка, як елемент всередині ока, добре захищена від пошкоджень. Малюнок вен на сітківці ока абсолютно унікальний для кожної людини, але будова вен не залежить від генетики.

Коли світло потрапляє на сітківку, активуються два типи клітин. Палички розрізняють світло і темряву та допомагають створювати зображення при слабкому освітленні. Колбочки відповідають за колірний зір. Три типи колбочок називаються червоними, зеленими та синіми, але насправді кожен тип виявляє діапазон довжин хвиль, а не ці конкретні кольори.

У задній частині ока, приблизно на 18° вниз від його горизонтальної осі, виходить зоровий нерв, який з'єднує сітківку з нервовими центрами головного мозку. У місці входу нерва в сітківку є так звана сліпа пляма (або диск зорового нерва), яка не містить жодних фоторецепторів. Протилежна їй т.зв. жовта пляма (лат. *macula lutea*) має найбільшу концентрацію колбочок, вона розташована в центрі сітківки. Цікаво те, що жовта пляма насправді не жовта, а трохи червоніша за іншу поверхню. Однак такий епітет ця пляма отримала через те, що після смерті особини вона стає жовтою. Її центральна вдавнена частина діаметром близько 1,5 мм утворює так звану центральну ямку (лат. *fovea centralis*) з найвищою розрізнявальною здатністю. Палички поза центральної ямки в основному відповідають за периферичний зір.

Палички та колбочки перетворюють світло в електричний сигнал, який передається від зорового нерва до мозку. Мозок перетворює нервові імпульси в зображення. Тривимірна інформація надходить із порівняння відмінностей між зображеннями, створеними кожним оком [5, 6].

1.2 Властивості ока, що впливають на оцінку якості зображення

1.2.1 Біологічні фактори, які можуть впливати на якість зображення

Якість отриманого зображення залежить від багатьох факторів, у тому числі біологічних. Вони можуть відрізнятися від людини до людини залежно від генетичних відмінностей, травм і захворювань очей. Такими факторами можуть бути [7]:

- **Форма та розмір очей.** Форма та розмір ока можуть впливати на фокусування зображення сітківки. Наприклад, людина з коротшим очним яблуком може мати більш далекозорий (гіперметропічний) зір, тоді як людина з довшим очним яблуком може мати більш короткозорий (міопічний) зір;
- **Кривизна рогівки.** Кривизна рогівки відіграє вирішальну роль у заломленні (викривленні) світла, коли воно потрапляє в око, а занадто вигнута або занадто плоска рогівка може спричинити розмитість зору;
- **Розмір і форма зіниці.** Особливості геометрії зіниці можуть впливати на кількість світла, що потрапляє в око, і на якість зображення на сітківці;
- **Прозорість очних середовищ.** Очні середовища - це структури в оці, які пропускають світло, включаючи рогівку, водянисту вологу (прозору рідину в передній частині ока), кришталік і склоподібне тіло (прозору гелеподібну речовину в задній частині ока). Будь-які аномалії або помутніння в цих структурах можуть спричинити розмитість зору та вплинути на якість зображення сітківки;
- **Наявність будь-яких аномалій сітківки.** Будь-які аномалії або пошкодження сітківки, такі як вікова дегенерація жовтої плями або відшарування сітківки, можуть вплинути на якість зображення сітківки.

1.2.1.1 Травми та захворювання очей, що впливають на якість зображення

На якість отриманого зображення сітківки часто впливають травми, спричинені недбалістю, або інші причини та захворювання ока людини. Вплив таких дефектів можна розділити на дві групи: загальні та структурні - відповідно до того, на яку частину зображення вони впливають.

Дефекти, що впливають на загальну частину зображення сітківки, бувають такі [7]:

- **Астигматизм** – дефект зору, що характеризується нерівномірним викривленням півкулі рогівки та відсутністю єдиного фокусу. Цей дефект зазвичай призводить до наявності кількох зображень одночасно, які накладаються один на одного. Через таке перекриття на структурах сітківки з'являються розмиті краї, що знижує різкість зображення;
- **Колобома** – вроджена або набута вада тканин різних органів. В офтальмології він проявляється як комплексна або ізольована відсутність частини деяких структур ока: райдужки, судинної оболонки, повіки, зорового нерва, циліарного тіла або кришталика. Зокрема, колобома райдужної оболонки викликає аномальну форму зіниці, що призводить до нерівномірного освітлення на фотографії сітківки;
- **Катаракта** – патологічний стан, пов'язаний з помутнінням кришталика ока, який викликає різного ступеня ураження зору аж до повної його втрати. Помутніння кришталика обумовлено денатурацією білка, що входить до його складу. Такий дефект призводить до різкого зниження різкості зображення і погіршення освітленості сітківки на фото. У більш важких випадках отримати зображення сітківки вже неможливо;
- **Деструкція склистого тіла** – в полі зору з'являються структури різного розміру та форми, які рухаються разом з рухом ока. Найкраще видно на рівномірно освітленому білому тлі. Викликається помутнінням волокон склоподібного тіла, які виглядають як «клубки вовни», точкові, зернисті, порошкоподібні, вузликові або голчасті включення. Це явище називають «поплавці», «гусениці» і навіть «бактерії». Ці утворення можуть

викликати нерівномірність різкості та освітлення на поверхні сітківки на фотографії через дещо інші оптичні властивості внутрішньоочної рідини.

Дефекти, що впливають на структурну частину зображення сітківки, бувають такі:

- **Відшарування сітківки** – відбувається, коли сітківка відділяється від підлеглої тканини ока. Коли сітківка відшаровується, вона більше не може функціонувати належним чином, що призводить до спотвореного або розмитого зору, а також до появи спалахів світла. З цієї причини поверхня сітківки людини порушується, що суттєво впливає на точність структурних ознак якості через викривлення або недоступність необхідних структур;
- **Діабетична ретинопатія** – ускладнення діабету, що вражає судини сітківки. Високий рівень цукру в крові може пошкодити кровоносні судини сітківки, спричинивши їхній витік або закупорку. Це може призвести до втрати зору або сліпоти, якщо його не лікувати. Це призводить до появи видимих дефектів на поверхні сітківки, які можуть сприйматися алгоритмами як додаткові структури, що знижує точність розрахунку;
- **Макулярна дегенерація** – стан, що вражає центральну частину сітківки – макулу – вона відповідає за чіткий центральний зір. Макула може з часом пошкоджуватися або дегенерувати, що призводить до втрати зору або сліпоти, якщо її не лікувати. Це має ті ж наслідки для якості зображення, що й діабетична ретинопатія.

1.2.1.2 Ступінь впливу дефектів на характеристики якості зображення

Виходячи з наведеної вище інформації, якість зображення структур ока більш чутлива до зовнішніх факторів, таких як дефекти та хвороби. Варто уточнити, що ступінь впливу вищевказаних біологічних факторів ще недостатньо досліджений.

У цій роботі більша увага приділяється загальним параметрам якості, але також проаналізовано декілька структурних алгоритмів.

1.2.2 Вибір каналу зображення

Кольори, які спостерігаються на зображенні сітківки ока людини, залежать головним чином від світла, відбитого різними структурами ока. Модель перенесення випромінювання (МПВ)[8] показує, що пропускання та відбиття світла всередині ока залежить головним чином від концентрації пігментів гемоглобіну та меланіну в його структурах. Властивий червоний відтінок сітківки спричинений тим, що промені з великою довжиною хвилі, що відповідає червоному (приблизно 680-700 нм [9]), не поглинаються ні гемоглобіном, ні меланіном і відбиваються від шарів за межами сітківки. Це призводить до червонуватого вигляду зображень на сітківці, а також до зазвичай переекспонованого червоного каналу з низькою контрастністю. Синє світло сильно поглинається гемоглобіном і меланіном, а також кришталиком ока. Це призводить до зазвичай темного синього каналу на зображеннях сітківки людини. Зелене світло також поглинається обома пігментами, але меншою мірою, ніж синє. Зокрема, структури сітківки, що містять гемоглобін, такі як кровоносні судини, поглинають більше зеленого світла, ніж навколишні тканини, в результаті чого утворюється висококонтрастний зелений канал. МПВ безпосередньо пояснює теорію, що лежить в основі ідеї про те, що зображення сітківки мають переекспоновані червоні канали, висококонтрастні зелені канали і темні сині канали.

На основі цієї інформації в цій роботі перевіряється дві теорії:

1. Найбільш підходящим для розрахунку структурних особливостей якості зображення буде зелений канал, оскільки на ньому контрастність структур ока буде більш вираженою;
2. Канал червоного насичення найкраще підходить для отримання даних про освітленість через найбільшу кількість відбитого світла в цій частині спектру.

2 ОЦІНКА ЯКОСТІ ЗОБРАЖЕННЯ СІТКІВКИ

Безпосереднім напрямком роботи є аналіз різних методів оцінювання якості зображень: об'єктивних і суб'єктивних метрик та самих алгоритмів оцінювання різних параметрів. У літературі цей метод описується як ОЯЗС (англ. RIQA (Retinal Image Quality Assessment)) і описаний у підрозділі 2.1.

У підрозділі 2.2 описано ручні методи оцінювання якості зображень, які є поширеними у цій галузі.

Підрозділ 2.3 описує різні специфічні алгоритми, які буде використано під час аналізу, а також додаткову інформацію про структурні алгоритми.

2.1 Вступ до ОЯЗС

Існує щонайменше два визначення якості зображення. Перше стосується рівня точності, з якою різні системи обробки зображень захоплюють, обробляють, зберігають, стискають, передають і відображають сигнали, що складають зображення. Іншим можливим визначенням якості зображення є «зважена комбінація всіх візуально значущих атрибутів зображення»[10]. Різниця між цими двома визначеннями полягає в тому, що одне зосереджується на характеристиках обробки сигналів різними системами обробки зображень, а інше - на оцінках сприйняття, які роблять зображення приємним для людини.

Процес визначення рівня точності називається оцінкою якості зображення (ОЯЗ). Оцінка якості зображення є частиною вимірювання якості досвіду, який базується на задоволенні або роздратуванні людини. Таким чином, найнадійнішою ОЯЗ є побудова обчислювальної моделі, яка імітує зорову систему людини (ЗСЛ) [11].

Якість зображення можна оцінити двома методами: суб'єктивним і об'єктивним. Суб'єктивні методи ґрунтуються на перцептивній оцінці властивостей зображення або набору зображень людиною-глядачем. Об'єктивні методи

базуються на комп'ютерних моделях, які можуть передбачити якість сприйняття зображення. Об'єктивні та суб'єктивні методи не обов'язково узгоджуються або є точними один з одним: людина-глядач може помітити значну різницю в якості між набором зображень, а комп'ютерний алгоритм – ні.

Основною сферою, яка розглядається в цій роботі, є визначення якості зображення сітківки ока людини.

2.1.1 Об'єктивні алгоритми для ОЯЗС

Алгоритми об'єктивного ОЯЗС загалом можна класифікувати як алгоритми з повним посиланням (англ. Full-Reference), зі скороченим посиланням (англ. Reduced-Reference) та без посилань (англ. No-Reference}). Алгоритми з повним посиланням отримують на вході цілий, непошкоджений стимул разом зі стимулом, якість якого потрібно виміряти [12]. Алгоритми зі скороченим посиланням отримують лише обмежену інформацію про вихідний стимул разом з пошкодженим стимулом, якість якого потрібно виміряти [13]. Алгоритми без посилань передбачають якість пошкодженого стимулу без жодної інформації про вихідний стимул [14].

У цій роботі алгоритми без посилань є основним об'єктом дослідження, оскільки сітківка ока варіюється від людини до людини, а це означає, що неможливо мати ідеальне (еталонне) зображення сітківки.

2.2 Ручні методи ОЯЗС

2.2.1 Середня суб'єктивна оцінка

Після тривалого періоду досліджень у галузі оцінювання якості зображень проблема розробки методів, які дають результат, близький до людського сприйняття, залишається актуальною. Це складне завдання вимагає розробки моделей прогнозування, які алгоритмічно зіставляють зображення з оцінкою, що

представляє людські судження про його сприйняту якість. Типовою мірою сприйняття якості зображення є середня суб'єктивна оцінка (ССО) (англ Mean Opinion Score (MOS)). ССО отримують, шляхом опитування спостерігачів з ціллю оцінити якість зображень у певному діапазоні (наприклад, за шкалою від 1 до 5).

Суб'єктивне тестування є найнадійнішим методом оцінки якості зображення, оскільки люди-спостерігачі (в нашому випадку офтальмологи та інші лікарі) є кінцевими користувачами більшості мультимедійних додатків. При суб'єктивному тестуванні групу людей просять висловити свою думку про якість кожного зображення. Для проведення суб'єктивного тестування якості зображення запропоновано кілька міжнародних стандартів, зокрема ITU [15]. Основні характеристики можна узагальнити таким чином [16]:

- Методи можуть бути одно-, дво- або багатостимульними, тобто з різною кількістю тестових зображень для порівняння в одному дослідженні. Кілька зображень можуть пред'являтися одночасно (наприклад, поруч) або послідовно.
- Кількість демонстрацій зображення опитуваним (один, два або навіть кілька разів).
- Наявність еталонного зображення, явно (досліджувані знають, яке з зображень є еталонним) або неявно.
- Опитувані можуть оцінювати лише тестове зображення; обидва зображення; і тестове, й еталонне; або різницю між ними.
- Залежно від інтерактивності процесу голосування та виконання тесту, один або декілька досліджуваних можуть оцінювати зображення паралельно.

2.2.2 Одностимульний та двостимульний методи

Метод одного стимулу передбачає, що спостерігач тестує кожне зображення окремо [16]. Важливим фактором є дотримання однакових умов тестування з мінімальною кількістю зовнішніх стимулів. Одностимульний метод більше

підходить для визначення якості зображення без еталонного зображення, але в деяких випадках можлива неявна присутність еталонного зображення (наприклад, коли еталонне зображення було показано на початку тестування).

Метод подвійного стимулу ґрунтується на тому, що спостерігач порівнює два зображення одночасно [16]. Два основні підвиди цього методу – тестування порівняння зображень з еталонним зображенням і тестування попарного порівняння зображень.

Важливою змінною в контексті такого тестування є час спостереження зображення, оскільки, регулюючи цей параметр, ми можемо змістити фокус спостерігача із загальних параметрів якості зображення (чіткість, наявність необхідних структур, освітленість тощо) на більш специфічні (шум, рівномірність різкості тощо).

2.3 Якісні характеристики

Безліч різних факторів, які можуть бути присутніми на фотографії сітківки ока людини, можуть впливати на якість отриманого зображення аж до повної втрати необхідної інформації, яка може свідчити про наявність захворювання. У різних дослідженнях [17, 18] ознаки якості зображення поділяються на дві основні групи: загальні та структурні.

2.3.1 Загальні характеристики

Оцінка якості зображення на основі загальних характеристик зображення використовує загальні параметри, які часто легко обчислити порівняно зі структурними характеристиками, що залежать від будови сітківки людського ока.

Існують різні групи алгоритмів для розрахунку якості певних загальних характеристик зображення. Основні з них: різкість, освітленість та однорідність. Окремим куточком стоять також характеристики, які можна виділити за допомогою

вейвлет-перетворення, адже цей алгоритм дає можливість витягувати різні параметри від рівномірності освітлення до рівня шуму зображення.

2.3.1.1 Чіткість

Чіткість – один з найважливіших параметрів зображення, який впливає на швидкість і якість аналізу зовнішнього вигляду сітківки ока людини, що, безсумнівно, важливо для медичної діагностики.

У цій роботі розглядається кілька метрик для визначення ступеня різкості зображення. Підходи в основному зосереджені на визначенні ширини краю і базуються на вимірюванні характеристик, які прямо чи опосередковано з нею пов'язані.

1. Перший підхід, який з'являється в літературі, – це використання міри ефективною кількості сусідів (англ. Effective Number of Neighbors) [19]. Запропонована оцінка полягає в обчисленні міри різкості зображення на основі розподілу країв на зображенні. Основна ідея полягає в тому, що різкі зображення зазвичай мають чітко окреслені краї і тонку структуру, що призводить до різких та ізольованих піків після застосування детектора країв, порівняно з розмитими зображеннями.
2. У 2009 році в дослідженні Ферзлі [20] було введено поняття "ледь помітного розмиття" (англ. Just Noticeable Blur) шляхом вивчення людського сприйняття розмиття зображень. Цей алгоритм, заснований на аналізі країв і прилеглих областей зображень, запропонували Марзіліано та ін. [21].
3. Різкість зображення часто можна визначити за ступенем різкості країв зображення. Цей вираз можна описати як різницю інтенсивностей пікселів у перехідній області. Відповідно, чим більша розмитість зображення, тим менша різниця інтенсивностей для одного і того ж вимірювання [22]. Запропонована метрика базується на обчисленні швидкості переходу в

області граничних пікселів і подається як різниця різниць (англ. Difference of Differences) у попередньо відфільтрованому від шуму зображенні.

4. Важливою частиною якісних ознак є ознаки на основі вейвлет-перетворення. Одним з таких алгоритмів є метрика, що базується на концепції внутрішньої різкості (англ. Inherent Sharpness) і генерує оцінку сприйняття різкості на основі вейвлет-коефіцієнтів. У дослідженні Рю та ін. команда дослідила реакцію HVS на різкість на зображеннях з різною просторовою активністю і виявила, що сприйнята різкість збільшується як функція високочастотної складової (ВЧ) як для низької, так і для високої просторової активності [23]. Однак зображення, що містять однакову ВЧ, але різну просторову активність, забезпечували різну сприйняту різкість. Як результат, кількість ВЧ, необхідна для збільшення сприйнятої різкості, відносно пропорційна просторовій активності.

2.3.1.2 Освітлення

Різні рівні освітленості на зображенні сітківки ока людини можуть впливати на видимість структур сітківки і видимість симптомів захворювання. Рівень контрастності може, відповідно, якщо не зіпсувати, то значно знизити точність аналізу зображення нейронними мережами або самими лікарями. У роботі Абдель-Хамід та ін. [3], що базується на даних з роботи Форакія та ін. [24], було показано, що вейвлет-апроксимація піддіапазону L4 складається практично лише з інформації про освітленість. Відповідно, якісні характеристики, засновані на вейвлет-перетворенні L4 RGB, мають найбільший вплив на якість зображення. На рисунку 2.1 показано приклади RGB-каналів при різних рівнях освітлення: добре освітлених, переосвітлених і недоосвітлених. На прикладі цих зображень видно, що зміна освітленості впливає на кожен окремий канал однаковою мірою. У попередніх дослідженнях для оцінки якості освітлення на зображенні використовували інформацію з каналів RGB. Визначено сім основних характеристик (середнє, дисперсію, асиметрію та пік кумулятивної функції розподілу) зображення на основі

даних гістограм різних каналів [25]. У цій роботі проаналізовано вплив кожного з цих параметрів на якість зображення:

1. Середнє значення кумулятивної функції розподілу (КФР) - це очікуване значення випадкової величини, пов'язаної з КФР. Іншими словами, це довгострокове середнє значення випадкової величини;
2. Дисперсія КФР є мірою дисперсії розподілу. Це міра того, наскільки значення випадкової величини, пов'язаної з КФР, розкидані навколо середнього значення розподілу;
3. Нахил є мірою симетрії КФР. Це міра ступеня, до якого значення випадкової величини розподілені асиметрично навколо середнього значення розподілу. Розподіл з додатним асиметрією вважається зміщеним вправо, тобто він має довгий хвіст на правій стороні розподілу і коротший хвіст на лівій стороні. Розподіл з від'ємним нахилом називають нахиленим вліво, тобто він має довгий хвіст на лівій стороні розподілу і коротший хвіст на правій стороні. Розподіл з нахилом 0 вважається симетричним, тобто він рівномірно збалансований по обидва боки розподілу;
4. Піковість - це міра «послідовності» розподілу, причому висока піковість вказує на пікоподібний або вужчий розподіл, а низька піковість - на більш плаский або ширший розподіл. Розподіл з високим піком матиме більш загострену форму, тоді як розподіл з низьким піком матиме більш пласку форму. Піковість нормального розподілу дорівнює 3, що вважається "нормальним" або "типовим" значенням піковості. Розподіли з піковим значенням вище 3 вважаються лептокуртичними, тоді як розподіли з піковим значенням нижче 3 вважаються платікуртичними;
5. Гарне освітлення важливе для найкращої якості зображення людської сітківки. Будова ока дуже складна, що може призвести до нерівномірного освітлення. В результаті різкість і видимість структур сітківки ока може бути порушена в різних областях зображення, що може вплинути на достовірність медичної діагностики. Отже, однорідність освітлення є важливим фактором. У більшості літературних джерел для визначення

однорідності використовують так звані текстурні ознаки [26, 27], які, на жаль, погано пристосовані до зображень сітківки ока людини і можуть бути дуже ресурсоємними в обчисленнях [28]. Набагато більш релевантні характеристики однорідності освітлення були представлені в роботі Абдель-Хамід та ін. Вони представляють два можливих підходи: на основі каналів насичення та на основі вейвлет-перетворення;

6. Зображення, які мають один домінуючий колірний компонент, зазвичай мають один найяскравіший колірний канал, який також має низький контраст. Ми можемо використати цей факт для дослідження однорідності освітлення, досліджуючи канал насиченості домінуючого компонента кольору. За визначенням, насиченість – це інтенсивність кольору відносно його власної яскравості [29]. У колірній моделі HSV насиченість обчислюється як найбільш домінуючий з каналів RGB по відношенню до найменш домінуючого кольору;
7. Як пояснює теорія МПВ, викладена в 1.2.2, зазвичай зелений канал зображення сітківки має вищий контраст, ніж перенасичений червоний канал. Вищий контраст зеленого каналу визначає еквівалентно вищий інформаційний вміст, який можна виміряти за допомогою вейвлет-ентропії піддіапазону L3. Таким чином, для добре освітлених зображень сітківки вейвлет-ентропія зеленого каналу L3 зазвичай більша, ніж для детальних піддіапазонів червоного каналу. Однак, відмінності в освітленості зображень сітківки більш виражені в червоному, ніж в зеленому каналах. Тому неоднорідні зображення сітківки мають тенденцію показувати більші вейвлет-ентропії червоного каналу, ніж вейвлет-ентропії зеленого каналу. Таким чином, різниця між вейвлет-ентропіями L3 червоного і зеленого каналів також може бути використана для визначення однорідності зображення.

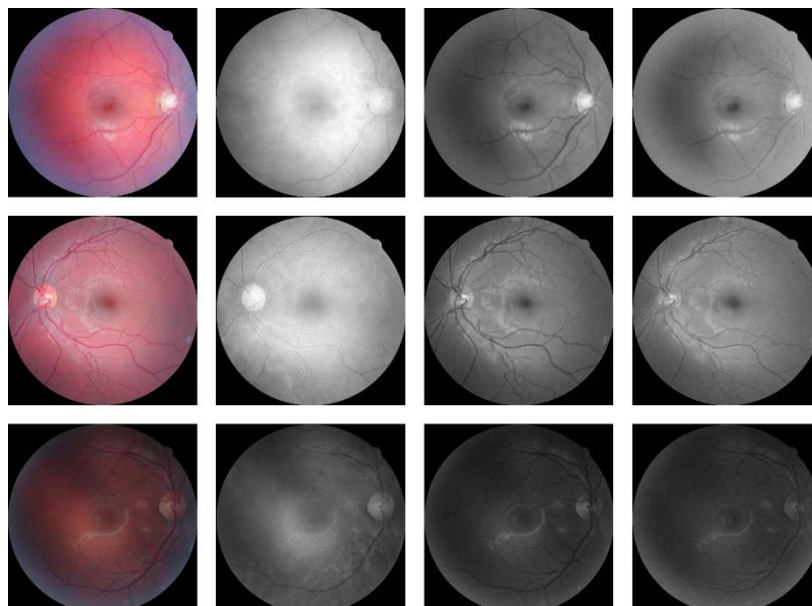


Рисунок 2.1 – Приклади зображень сітківки з різним освітленням: надмірно освітлене (перший ряд), добре освітлене (другий ряд) і недостатньо освітлене (третій ряд). Зліва направо: кольорове зображення, червоний канал, зелений канал, синій канал.

2.3.2 Структурні характеристики

Поряд з методами, що використовують загальні параметри зображення, описані вище, існує група алгоритмів, заснованих на структурних властивостях ока. Ці специфічні підходи використовують особливості, притаманні лише зображенням сітківки людського ока, а саме її структуру. Видимість основних структур є фундаментальним фактором якості фотографії. Ця залежність, з одного боку, робить методи більш пристосованими до зображень сітківки, а з іншого – збільшує складність не тільки в розрахунках, але й у визначенні якості зображення пошкодженої сітківки, оскільки захворювання очей, різні патології та травми значно спотворюють результати структурних методів.

Для визначення якості всього зображення варто брати структури, які розташовані на якомога більшій площі ока і бажано з великою кількістю деталей. У цій статті ми розглянемо одну основну групу методів. Одним з основних напрямків розвитку алгоритмів ОЯЗС на основі структурних властивостей ока є методи

визначення якості зображення шляхом вимірювання площі покриття зображення кровоносними судинами ока. У цьому напрямку виконано низку досліджень [30, 31, 32].

2.3.2.1 Якісні характеристики на основі сегментації судин

Келер та ін. [30] запропонували метод, заснований на зважених вимірюваннях рівнів шуму і розмиття на зображенні. Вагу кожного сегмента зображення визначали за ступенем його приналежності до судин, розрахованим за допомогою міри, запропонованої Франгі та ін. [33].

Однією з головних проблем цього методу є автоматичне виявлення анізотропних ділянок. Кьолер та ін. пропонують використовувати для їх побудови дерево судин сітківки, оскільки межі судин досить добре визначаються на тлі інших структур сітківки.

3 РОЗРОБКА АЛГОРИТМУ

Розробка алгоритму полягає у правильному виборі ознак якості, які будуть використовуватися. Для цього необхідно визначити, як можна оцінити їхню ефективність і порівняти з іншими.

Підрозділ 3.1 присвячено опису методів оцінювання ефективності алгоритмів.

Методи відбору якісних ознак на основі даних про ефективність алгоритмів описано у підрозділі 3.2.

Останній підрозділ 3.3 описує основні кроки аналізу, які використано у цій роботі для вибору найкращої комбінації параметрів якості зображення.

3.1 Методи оцінки ефективності алгоритму

Контекст цієї роботи передбачає розробку алгоритму оцінки якості зображення, який буде використовуватися в автоматизованій станції, що зможе працювати без участі інших лікарів. Відповідно, розглядаються основні характеристики алгоритму, такі як ефективність та швидкість. У цій роботі мірою ефективності алгоритму буде статистична міра площі під кривою (ППК), а мірою швидкості – час обчислень.

3.1.1 Площа під кривою

Площа під кривою (ППК) – це міра якості бінарного класифікатора, яка визначає, чи є дані об'єктом певного класу на основі вхідних даних.

ППК розраховується за допомогою графіка частоти правильних спрацьовувань (ЧПС) і частоти хибних спрацьовувань (ЧХС) при різних порогових значеннях. ЧПС – це частка випадків, які правильно класифікуються як позитивні, серед усіх позитивних випадків, тоді як ЧХС – це частка випадків, які помилково

класифікуються як позитивні, серед усіх негативних випадків. Крива оперативної характеристики приймача (ОХП) (англ. Receiver Operating Characteristic (ROC)) – це графік залежності ЧПС від ЧХС для різних порогів класифікації, а ППК – це площа під цією кривою.

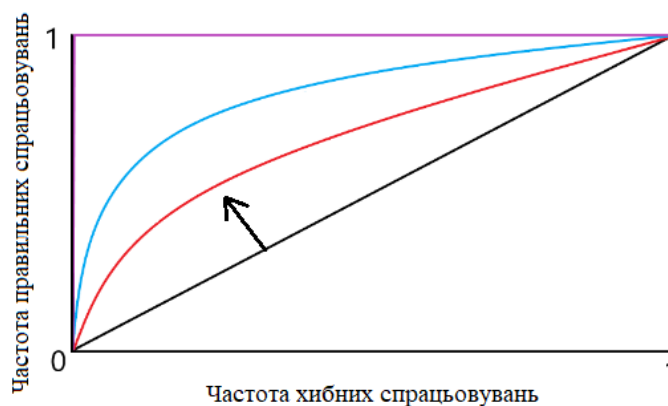


Рисунок 3.1 – Криві ОХП різних класифікаторів. В порядку напрямку стрілки: випадковий, хороший, відмінний і ідеальний класифікатори.

Метрику ППК можна інтерпретувати як ймовірність того, що класифікатор оцінює випадково вибране позитивне явище вище, ніж випадково вибране негативне явище. ППК знаходиться в діапазоні від 0 до 1, де значення 1 означає ідеальний класифікатор, а значення 0,5 - класифікатор, який не кращий за випадкове вгадування. Класифікатор з ППК 1 має ОХП-криву, яка обводить верхній лівий кут графіка, вказуючи на ЧПС 1 і ЧХС 0. З іншого боку, класифікатор з ППК 0,5 матиме ОХП-криву, яка є діагональною лінією з лівого нижнього кута в правий верхній кут.

AUC є широко використовуваною метрикою для оцінки ефективності бінарного класифікатора, оскільки на неї не впливає дисбаланс класів. Тобто на нього не впливає різниця в кількості екземплярів у двох класах. Він також нечутливий до порогу, який використовується для класифікації екземплярів.

У контексті цієї роботи класифікація зображень не обов'язково є бінарною. Тому для визначення ефективності алгоритму використовується варіація для багатокласових ППК шляхом створення ОХП для класифікації типу один до багатьох (або клас є X, або ні). Відповідно, обчислюється стільки ППК, скільки є класів, і середнє значення ППК потім береться як результат.

3.2 Методи відбору якісних ознак для алгоритму

Алгоритм базуватиметься на наборі ознак якості. У цій роботі ознака якості визначається як пара вхідного каналу зображення та відповідного алгоритму. Для вибору найкращої комбінації ознак якості буде використано два підходи: метод відносної ефективності та метод абсолютної ефективності. Кожен з цих методів обирає найкращий набір пар алгоритмів та каналів зображення на основі ППК та часу обчислення для кожної характеристики якості.

3.2.1 Метод відносної продуктивності

Цей метод передбачає пряме порівняння якісних ознак на основі їхньої ваги в результаті та швидкості.

Для визначення ступеня впливу кожної комбінації алгоритмів і каналів використовувався метод часткових найменших квадратів (МЧНК) [34, 35, 36]. Зображення оцінювалися за допомогою ССО (підрозділ 2.2), і ці оцінки були перетворені в числові значення для використання в МЧНК-аналізі. Ці бали слугували залежною змінною, тоді як раніше згадані ознаки були використані як незалежні предикторні змінні. Потім МЧНК використовувався для створення рівняння лінійної регресії, яке генерувало безперервну оцінку якості.

МЧНК є надзвичайно ефективним методом для визначення зв'язку між однією або кількома залежними змінними та набором незалежних змінних-предикторів. Однак існують й інші методи прогнозування якості, засновані на незалежних змінних, але деякі з них можуть не працювати належним чином у певних ситуаціях, наприклад, коли присутня мультиколінеарність. Мультиколінеарність - це стан, який виникає, коли деякі незалежні змінні сильно корелюють між собою. У цьому конкретному випадку одна і та ж характеристика, застосована до різних колірних каналів, має тенденцію до високої кореляції, навіть

якщо їхні величини відрізняються. Тому проблема забезпечення якості при використанні спільного набору ознак є дуже мультиколінеарною.

Підбір комбінацій алгоритму та пари каналів зображення здійснюється за допомогою алгоритму задачі про рюкзак (англ. Knapsack Problem) з низкою незначних модифікацій. Ступінь впливу алгоритму буде варіацією ваги об'єктів в оригінальній постановці задачі про рюкзак, а швидкість – вартістю (чим швидше, тим цінніше). Звідси, кінцевою метою буде вибір найціннішої комбінації, яка має найбільшу вагу (наприклад, 90%).

3.2.2 Метод абсолютної продуктивності

Цей метод не розраховує відносний вплив, але враховує абсолютні показники якості зображення. Ефективність алгоритму буде визначатися за допомогою ППК. Вибір найкращої комбінації буде зроблено аналогічно до попереднього підходу: за допомогою модифікованого алгоритму для задачі про рюкзак із залежними елементами (цього разу вагою буде загальна нормована ефективність алгоритму), або лише на основі значень ППК.

Обидва підходи будуть використані для вибору найкращої комбінації параметрів, що призведе до створення класифікатора. Однією з цілей цієї роботи є порівняння цих алгоритмів відбору та визначення найкращого методу, або збір даних, які можуть бути використані для розробки більш досконалого алгоритму відбору.

3.3 Етапи аналізу

Опис процесу виділення якісних ознак для алгоритмів якості зображення сітківки ока людини ще не зустрічався в літературі, тому має сенс описати конкретні кроки і методи, які використані в цій роботі.

Аналіз алгоритмів, описаних в теорії, можна розділити на 5 основних етапів:

3.3.1 Етап перший: збір первинних даних

Першим кроком є збір даних з існуючих баз даних та їх модифікацій (наприклад, з різним рівнем стиснення зображень або іншою попередньою обробкою). Чим більше різних модифікацій баз даних ми зможемо зібрати - тим краще, тому важливою частиною цього процесу будуть методи об'єднання результатів у майбутньому. Основна ідея введення декількох баз даних з різною попередньою обробкою полягає в тому, щоб проаналізувати ефект тієї чи іншої модифікації зображення і визначити залежності між продуктивністю кожного алгоритму і тією чи іншою модифікацією. На відміну від реалізації препроцесування в параметрах якості зображення, цей підхід є кращим, оскільки додаткове препроцесування, вбудоване в самі алгоритми, значно сповільнить процес аналізу кожної комбінації параметрів.

Основні дані, які знадобляться для визначення найкращої комбінації параметрів:

- Список можливих класів якості;
- Масив значень, що повертаються для кожного параметра якості для кожного зображення;
- Масив часу обчислення для кожного параметра якості для кожного зображення.

Цих даних достатньо для виконання всіх основних підборів параметрів, оскільки вони можуть бути використані не тільки окремо у таких методах, як метод відносної ефективності 3.2.1 та метод абсолютної ефективності 3.2.2, але й для обчислення інших можливих агрегованих параметрів (середній час обчислень, кількість правильно класифікованих зображень).

3.3.2 Етап другий: Аналіз первинних даних

Наступним кроком є первинний аналіз, тобто аналіз вихідних даних. Це передбачає розрахунок різних агрегованих параметрів, таких як ППК, коефіцієнти з МЧНК-аналізу, розрахунок середнього часу для кожної характеристики якості.

3.3.2.1 Розрахунок ППК

Можливість наявності більш ніж двох класів якості зображення (наприклад, «Добре», «Придатне», «Непридатне») зумовлює необхідність визначення способу обчислення цієї метрики для кожного параметра. В контексті цієї роботи передбачається, що можливий діапазон значень якості зображення може бути заданий в межах від 0 до 1.

Тому пряме використання стратегії один до багатьох було б некоректним, оскільки значення класів знаходяться в одній розмірності. Тому цю стратегію було модифіковано так, щоб порівнювати не один клас з усіма іншими, а один клас з усіма гіршими класами. Так, наприклад, якщо у нас є класи А, В, С і D, де А - найкращий, а D - найгірший, алгоритм має такий вигляд:

1. Обчислити ППК для класифікатора "А або В,С,D" на зображеннях з класами якості А,В,С і D.
2. Обчислити ППК для класифікатора "В або С,D" на зображеннях з класами якості В,С і D.
3. Обчислити ППК для класифікатора "С або D" на зображеннях з класами якості С і D.
4. Обчислити остаточного значення ППК як середнього між попередніми трьома значеннями.

У цій роботі для обчислення ППК буде використано лише описаний вище алгоритм.

Також може трапитися так, що параметр має обернену залежність і має більше значення для найгірших фотографій. У таких випадках значення AUC буде перераховано як 1 – ППК з приміткою, що залежність обернена.

3.3.2.2 Розрахунок коефіцієнтів для МЧНК

Для коректної роботи МЧНК-аналізу повернуті параметри повинні бути нормалізовані до діапазону від 0 до 1 перед передачею даних алгоритму, інакше можуть виникнути непропорційні коефіцієнти. Нормалізація виконується для кожного існуючого параметра окремо, а не для всіх одразу.

У цій роботі для обчислення найкращих коефіцієнтів використано алгоритм SIMPLS, а кількість головних компонент буде обрано так, щоб мінімізувати похибку. Для подальшого відбору якісних ознак обчислені коефіцієнти PLS будуть нормалізовані до діапазону від 0 до 1 і приведені до 1 наступним чином:

1. Обчислюється сума абсолютних значень коефіцієнтів.
2. Кожен коефіцієнт перераховується як його абсолютне значення, поділене на цю суму.

Абсолютне значення використовується для того, щоб можна було порівнювати параметри з прямим і зворотним зв'язком. Таким чином, цей PLS-аналіз стає нечутливим до знаку залежностей кожної ознаки якості.

3.3.3 Етап третій: Аналіз попередньої обробки та об'єднання статистичних даних

Після первинного аналізу даних можна порівняти, якою мірою специфічна попередня обробка бази даних впливає на самі параметри якості. Основним методом буде порівняння середніх значень ППК для кожного параметра по всіх каналах зображення. Таким чином можна буде виокремити конкретні алгоритми і порівняти їхню загальну продуктивність залежно від обробки бази даних.

Після аналізу цього впливу на продуктивність кожного алгоритму, модифікації бази даних будуть об'єднані з вихідною базою даних шляхом вибору найкращої комбінації параметрів і модифікацій. Важливо зазначити, що об'єднувати дані слід лише в межах однієї бази даних та її модифікацій, в жодному разі не можна об'єднувати дані з різних баз даних.

3.3.4 Етап четвертий: Вибір комбінацій

На основі даних, отриманих з різних баз даних, розраховується найкраща комбінація параметрів для кожної з них. Ці комбінації можна розділити на дві групи залежно від того, чи використовуються коефіцієнти ППУ або МЧНК. Далі їх можна розділити на дві підгрупи: з урахуванням і без урахування часу. Потім ці комбінації порівнюються між собою для визначення найкращої комбінації.

3.3.5 Етап п'ятий: Аналіз комбінацій

Для кожної комбінації будуть розраховані коефіцієнти за допомогою МЧНК-регресії, але без нормалізації, щоб їх можна було об'єднати в єдиний агрегований параметр якості. Ці коефіцієнти будуть розраховані для кожної бази даних, щоб отримати середні показники якості. Використовуючи ці коефіцієнти, будуть обчислені агреговані значення комбінацій для кожного зображення. Час обчислення перераховується як сума часу обчислення всіх використаних параметрів.

Дані з отриманої статистики будуть використані для розрахунку ППК комбінації параметрів і середнього часу обчислення. ППК розраховується для кожної пари коефіцієнтів і баз даних, щоб визначити середнє значення ППК для комбінації. Таким чином, ми можемо оцінити загальну ефективність даної комбінації параметрів і порівняти цю ефективність з іншими комбінаціями.

4 РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОГРАМИ ВІДБОРУ АЛГОРИТМІВ

Цей розділ описує архітектуру програми відбору на основі кроків аналізу, описаних у розділі 3.

4.1 Архітектура програми

Архітектура програми відбору визначатиметься фактичною структурою етапів, описаних раніше в 3.3. З аналізу кроків кожного етапу зрозуміло, що найвигідніше мати не одну програму, а декілька, кожна з яких вирішує певну задачу. Кожен такий інструмент належить до однієї з наступних категорій: збір первинних даних, аналіз первинних даних, комбінування первинних даних на основі аналізу, створення комбінацій, аналіз вибраних комбінацій. Ці категорії відповідають етапам аналізу, хоча слід зазначити, що деякі інструменти можуть використовуватися на кількох етапах одночасно: наприклад, аналіз первинних даних може застосовуватися на попередньо об'єднаних даних. Основною мовою програмування, обраною для цієї роботи, є Python, тому деякі архітектурні рішення будуть визначатися особливостями цієї мови. Поділ програм на етапи та їх архітектури описано нижче.

4.1.1 Збір первинних даних

Для збору первинних даних програма складається з кількох основних частин:

- Завантаження алгоритмів для якісних ознак та виділення каналів;
- Об'єднання завантажених алгоритмів у класи якості;
- Збір даних для класів якості в базі даних;
- Обчислення ознак якості для всіх зображень у базі даних;
- Серіалізація та зберігання результатів.

4.1.1.1 Реєстратор алгоритмів

Необхідно надати можливість завантажити алгоритми динамічно, щоб, змінивши один рядок у конфігураційному файлі, можна було змінювати набір завантажених алгоритмів. Для цього, без необхідності реєструвати клас у самому коді, можна використовувати Python Reflection Feature для динамічного пошуку та завантаження модулів.

Алгоритм пошуку потрібних модулів описано у наступних кроках:

1. Отримання списку модулів та їхніх метаданих з конфігураційного файлу.
2. Завантаження їх у програму та створення необхідних екземплярів для подальшої роботи з ними.

У цій роботі розглядаються два основні типи алгоритмів: алгоритми визначення характеристик якості зображення та алгоритми виділення каналів зображення. Відповідно, для кожного з них визначено інтерфейси Python:

- `QualityAssessment` – (`Quality Assessment Algorithm`) – інтерфейс з єдиним методом, який приймає на вхід зображення і повертає числове значення як обчислений параметр якості.
- `ChannelExtraction` – (`Channel Extraction Algorithm`) – інтерфейс з єдиним методом, який приймає зображення на вхід і повертає вибраний канал зображення.

Щоб уникнути прив'язки алгоритмів до інтерфейсу, визначеного у цій програмі, класи, які реалізують алгоритми обчислення характеристик якості або вилучення каналів, безпосередньо реалізовуватимуть вимоги Python для `Callable` об'єктів – тобто реалізовуватимуть метод `__call__`.

4.1.1.2 Комбінатор алгоритмів

Якісні характеристики є комбінацією алгоритму якісних характеристик та алгоритму виділення каналів. У програмі вони представлені класом `AssessmentCombination`, який містить об'єкт типу `QualityAssessment` та об'єкт типу

ChannelExtraction. Створювати об'єкти цього класу досить просто – створюються всі можливі комбінації. Вони вже будуть використовуватися безпосередньо для збору даних із зображень у наборах даних.

4.1.1.3 Постачальник даних з бази даних

Не менш важливою задачею є збір даних про класи якості зображень, представлених у базі даних. Цей список включає не лише назви самих класів, але й їх відсоткове співвідношення та рейтинг. Оскільки назви класів можуть бути дуже нетривіальними (наприклад, GOOD, MAYBE, REJECT), їхній порядок від найкращого до найгіршого має бути визначений користувачем у конфігураційному файлі в теці з зображенням. Було обрано використати JSON зі списком класів, впорядкованих від кращого до гіршого. Таким чином, збір даних складається з трьох простих кроків:

1. Отримання класів та їх порядку з конфігураційного файлу.
2. Обчислення відсотка від кількості кадрів з класами, визначеними у файлі конфігурації.
3. Обчислити медіанне значення для кожного класу якості.

Медіанне значення в цьому випадку є агрегованим значенням на основі рангу і відсотка. Розрахунок простий: сума кількості кадрів усіх класів, які гірші за цільове значення, плюс половина кількості кадрів цільового класу якості, поділена на загальну кількість кадрів. Наприклад, якщо у нас є два класи А і В, де відсотки становлять 50% кожен, і клас А кращий за клас В, ми отримаємо медіанне значення 0,75 і 0,25 для класу А і класу В відповідно.

Результатом вилучення даних про клас якості буде JSON файл із зазначеними вище параметрами для кожного класу.

4.1.1.4 Розрахунок якісних характеристик

Набір якісних характеристик, отриманий у 4.1.1.1 та 4.1.1.2, визначається для всіх зображень у базі даних. Для цього у програмі визначено клас виконавця `QualityAssessmentExecutor` і клас оркестратора `ExecutionOrchestrator`.

Клас `QualityAssessmentExecutor` збирає дані лише про виконання однієї комбінації над зображенням. Результатом є повернення загальної статистики разом із посиланням на виконану комбінацію. Ця статистика включає час виконання алгоритму у мілісекундах і результат обчислень, що повертається.

Клас `ExecutionOrchestrator` відповідає за порядок виконання функцій якості над зображеннями. Ця послідовність наступна:

1. Завантажити набір ознак якості;
2. Завантажити список зображень;
3. Ініціалізувати список результатів;
4. Для кожного зображення у списку:
 - а) Завантажити зображення та його клас якості до оперативної пам'яті;
 - б) Обчислити маску зображення;
 - в) Паралельний запуск усіх комбінацій алгоритмів на даному зображенні за допомогою класу-виконавця та збір статистики;
 - г) Додавання цієї статистики до списку результатів;
 - д) Видалення зображення з оперативної пам'яті (у Python виконується автоматично).
5. Повернути список результатів.

Важливо також звернути увагу на те, як створюється маска панелі. Передбачається, що зображення сітківки відцентровано на зображенні і має форму кола. Таким чином, маска зображення матиме форму кола з центром посередині фотографії. Залишилося визначити лише діаметр маски. У цій роботі це робиться шляхом використання інтенсивностей пікселів для знаходження верхньої, нижньої, лівої та правої меж кола. Визначивши ці межі, ми вибираємо коло, яке вписується в

них. Маска створюється для оригінального зображення, а не для його каналів, оскільки в деяких каналах частини зображення можуть бути повністю чорними, що призведе до неправильного визначення маски.

4.1.1.5 Серіалізація та зберігання результатів

Список статистики, отриманий з класу оркестратора, зберігається за допомогою класу `ExecutionStatsWriter` у вигляді файлу `calculated_results.json`. Цей файл містить JSON-об'єкт з двома атрибутами: список ознак якості та список результатів для всіх зображень. Результат розбору зображення містить клас зображення, список повернених значень для кожної характеристики якості та список з часом обчислення для кожної комбінації.

4.1.2 Аналіз первинних даних

Після отримання розрахованих статистичних даних з бази даних, наступним кроком є їхній аналіз за допомогою двох методів, описаних раніше в розділі 3.2. Кожен метод можна розділити на два кроки – розрахунок значень і подальший аналіз. На цьому етапі активовано перший крок. Цей крок буде реалізовано у вигляді окремої програми.

Відповідні три класи `AbsolutePerformanceComputer`, `RelativePerformanceComputer` і `AverageTimeComputer` використовуються для обчислення ППК (для методу абсолютної ефективності), коефіцієнтів МЧНК (для методу відносної ефективності) і середнього часу. Кожен клас успадковує спільний інтерфейс `Computer`, який має єдиний метод, що приймає статистику, обчислену на першому кроці 4.1.1, і виводить властивості якості – обчислені пари параметрів.

4.1.3 Аналіз попередньої обробки та об'єднання статистичних даних

Об'єднавши дані для різних методів аналізу, можна порівняти вплив попередньої обробки на зображення бази даних, порівнявши середнє значення ППК для одного і того ж алгоритму, але на основі даних з різних модифікацій бази даних. Якщо середнє значення ППК певного алгоритму є вищим на модифікованих зображеннях бази даних, можна стверджувати, що така попередня обробка перед запуском певного алгоритму має сенс, особливо якщо вона зменшує час обчислень (наприклад, зменшує роздільну здатність зображення).

У цій роботі буде проаналізовано вплив зменшення роздільної здатності зображення як однієї з модифікацій бази даних. Таким чином, можна відібрати найкращі "версії" алгоритмів для подальшого підбору комбінацій. Комбінації результатів з оригінальної та модифікованої бази даних будуть об'єднані наступним чином: алгоритм з попередньою обробкою буде включений в остаточний список статистики, якщо його середня ППК буде вищою за середню ППК алгоритму, запущеного на немодифікованій базі даних. І навпаки: якщо алгоритм без препроцесорної обробки працює краще, він буде включений у фінальний список статистики.

Зменшення роздільної здатності зображення значно скорочує загальний час обчислень, тому його було взято як приклад коригування, яке варто дослідити.

Потенційно можливо виконати ці кроки не тільки для середніх значень ППК, але й для інших агрегованих параметрів, таких як коефіцієнти з МЧНК-аналізу, але це виходить за рамки цієї статті. Для зв'язування двох списків статистичних даних з двох різних модифікацій представлено окрему програму, яка приймає на вхід список алгоритмів, які потрібно взяти з одного результату, а всі інші – з іншого результату.

4.1.4 Вибір комбінацій

Після відбору найякісніших ознак з усіх модифікацій бази даних, наступним кроком є вибір найкращих комбінацій параметрів. У цій статті ми розглянемо один спосіб відбору комбінацій для аналізу на основі абсолютних показників і два

способи відбору комбінацій для аналізу на основі відносних показників. Ці способи такі:

- Top N - найкращі N ознак найкращої якості. Дуже простий вибір, який полягає у виборі певної кількості найкращих ознак на основі значень ППК.
- Top 90% - комбінація якісних характеристик, в якій коефіцієнти МЧНК окремих компонентів мають сумарну вагу 90% від загальної ваги. Вибираються характеристики якості з найвищими коефіцієнтами.
- Найшвидші 90% - комбінація ознак якості, в якій коефіцієнти МЧНК окремих складових мають сумарну вагу 90% від загальної ваги. Вибирається комбінація з найкоротшим загальним часом обчислення.

Цей набір комбінацій обчислюється над результатами з кожної бази даних (результати з модифікацій були попередньо об'єднані). Описані алгоритми реалізовано в окремій програмі. Реалізація перших двох алгоритмів. Результатом цього відбору будуть об'єктні файли JSON, що містять список вибраних властивостей якості.

4.1.5 Аналіз комбінацій

Щоб перевірити ці комбінації, не обов'язково повторно проганяти їх через бази даних. Достатньо вибрати властивості якості, що використовуються у вибраних комбінаціях, і об'єднати їх в один параметр. Щоб об'єднати їх, обчислюються коефіцієнти найкращої відповідності, а потім вони додаються разом. Після цього можна виконати аналіз безпосередньо, як на другому кроці, описаному в 4.1.2. Цей прямий зв'язок з другим кроком є причиною, чому було вирішено додати цю функцію до програми для другого кроку. Ці додаткові функції включають: можливість вибору підмножини якісних характеристик для аналізу, обчислення коефіцієнтів на основі обраної комбінації та об'єднання їх в один параметр.

Відбір підмножини статистичних даних із загального списку статистичних даних базується на їхній фільтрації, перевірці на приналежність до комбінації,

визначеної одним з алгоритмів з попереднього кроку 4.1.4. Це робиться програмно шляхом завантаження JSON-об'єкта зі списком відібраних ознак, завантаження статистичних даних з першого кроку 4.1.1 та подальшої їх фільтрації.

На наступному кроці для підбору коефіцієнтів використовується алгоритм SIMPLS. Важливо зазначити, що для того, щоб обчислити коефіцієнти для об'єднання в один параметр, необхідно виконати МЧНК-аналіз на ненормованих даних. Крім того, отримані коефіцієнти використовуються як ϵ , без додавання загальної ваги до 1.

Використовуючи обчислені коефіцієнти для обраних ознак якості та їх статистику, їх можна об'єднати в один параметр. Назва цієї комбінації обирається користувачем.

Оскільки отримана комбінація об'єднується в один параметр, МЧНК-аналіз втрачає будь-який сенс. Тому в цій роботі розглянуто лише ППК кожної комбінації та час її обчислення, який є сумою часу обчислення її окремих компонентів. Знаючи ППК і час обчислення для кожної комбінації, можна порівняти різні комбінації і вибрати найкращу для конкретного завдання.

5 АНАЛІЗ ЯКІСНИХ ХАРАКТЕРИСТИК

У підрозділі 5.1 описано вибрані алгоритми для визначення якісних характеристик і виділення каналів зображення.

У підрозділі 5.2 обговорюються використані бази даних, включаючи сам набір даних.

Підрозділ 5.3 описує застосування розроблених програм до зображень з баз даних та результати аналізу.

5.1 Алгоритми, обрані для аналізу

Для аналізу комбінацій і вибору найкращого з них як остаточного алгоритму оцінки якості зображення сітківки ока людини було обрано два списки алгоритмів: алгоритми якісних ознак та алгоритми виділення каналів зображення. Їхні комбінації будуть представляти вихідні ознаки якості.

5.1.1 Алгоритми якісних ознак

Алгоритми розрахунку параметрів, які будуть проаналізовані в цій статті:

1. Cumulative Probability Of Blur Detection (CPBD) – алгоритм оцінювання різкості зображення на основі ймовірності виявлення розмиття. Описано у 2.3.1.
2. Difference Of Difference (DoD) – алгоритм оцінювання різкості зображення на основі обчислення різниці контрастних переходів. Описано у 2.3.1.
3. Effective Number of Neighbours (ENoN) – алгоритм оцінки різкості зображення на основі обчислення ефективної кількості сусідніх пікселів на карті Собеля. Описано у 2.3.1.

4. Inherited Sharpness (IS) – алгоритм оцінювання різкості зображення на основі обчислення просторової міри різкості на основі активності. Описано у 2.3.1.
5. Вейвлет-ентропія L3 проти вейвлет-ентропії L1 (WL3vL1) – алгоритм оцінювання рівномірності освітлення та різкості зображення на основі обчислення відношення вейвлет-ентропії високочастотного рівня до вейвлет-ентропії низькочастотного рівня. Описано у 2.3.1.
6. Mean Intensity (MI) – середнє значення інтенсивності пікселів на зображенні. Один з параметрів освітлення, описаний у 2.3.1.
7. Mean Intensity Centered (MIC) – міра відхилення середньої інтенсивності пікселів на зображенні від центрального значення 128. Це також параметр освітлення, який є варіацією попереднього параметра.
8. Energy of Intensity (EoI) – середня енергія пікселів на зображенні. Це рівень освітленості.
9. Energy of Intensity Centered (EoIC) – міра відхилення середньої енергії пікселів на зображенні від центрального значення у 128^2 . Це також параметр освітленості, який є варіацією попереднього параметра.
10. Variance of Intensity (VoI) – середня дисперсія інтенсивності для пікселів зображення. Це один з параметрів яскравості, описаний у 2.3.1.
11. Skewness of Intensity (SoI) – коефіцієнт асиметрії гістограми інтенсивності для пікселів на зображенні. Це один з параметрів освітлення, зокрема однорідності освітлення, описаний у 2.3.1.
12. Kurtosis of Intensity (KoI) – куртозис гістограми інтенсивності пікселів зображення. Це один з параметрів освітлення, зокрема однорідності освітлення, описаний у 2.3.1.
13. Number of Pixels in X third (NoP1/2/3) – відсоткове відношення кількості пікселів у певній третині гістограми до загальної кількості пікселів. Буде розглянуто варіацію першої (інтенсивність 0-85), другої (інтенсивність 86-170) та третьої (інтенсивність 171-255) третин гістограми.

Використовується як міра якості освітлення, в тому числі однорідності освітлення в поєднанні з деякими каналами.

5.1.2 Алгоритми виділення каналів зображення

Алгоритми виділення каналів, які будуть проаналізовані в цій статті:

1. Канал зображення у відтінках сірого.
2. Кольорові канали R,G та B.
3. Канали насиченості кольору R,G та B.
4. Канал відносної ваги кольорів R,G та B.

Всього буде використано 10 можливих каналів.

5.2 База даних

Для цієї роботи було обрано дві базові бази даних та одну модифікацію, яка полягає у зменшенні роздільної здатності зображень. Загальний аналіз даних зображень повинен дати 4 набори статистики з усіх баз даних, які будуть по черзі об'єднані.

5.2.1 База даних EyeQ

Набір даних для оцінки якості очей (EyeQ) - це переанотована частина набору даних EyePACS [37] для визначення якості зображення сітківки людського ока, отриманого за допомогою фундус-камери. Цей набір даних містить 28792 кольорових зображення, які оцінюються за трьома ступенями («Добре», «Придатне», «Непридатне»). Крім оцінки якості, для кожного зображення наведено рівень діабетичної ретинопатії, але ця інформація не буде використана, оскільки вона виходить за рамки цього дослідження.

5.2.2 Власна база даних

У цій роботі також використано набір даних, що містить 566 кольорових анотованих зображень, що проанотовані за трьома ступенями якості («Добре», «Придатне», «Непридатне»). Анотування проводилося шляхом оцінювання без еталонного зображення, з попередньою словесною вказівкою очікуваної класифікації. В анотуванні брали участь три особи, після чого для кожного зображення було визначено середню суб'єктивну оцінку, описану в розділі 2.2.1. Словесний опис класифікації для оцінювачів був наступним:

1. Добре – збережена різкість, відблиски – до 5-10%, невелика нерівномірність освітлення може бути прийнятною, допустимі більш низькі рівні контрастності. Все це можна зменшити/видалити під час постобробки. Легке розмиття може бути прийнятним, якщо воно охоплює лише до 10% площі зображення і не впливає на основні структури.
2. Придатне для використання – світло не в фокусі, яке не викликає розладу або відблисків до 15-20%, нерівномірне фонове світло і знижений контраст, що спричиняє незначну втрату деталей, можуть бути прийнятними.
3. Непридатне – помірна або сильна втрата деталей через описані вище ефекти.

5.3 Результати

Алгоритми, описані в 5.1, складаються з 130 можливих пар алгоритмів обчислення параметрів та алгоритмів виділення каналів зображення. Весь набір отриманих якісних характеристик виконувався на двох базах даних, описаних в 5.2.

5.3.1 Вибрані комбінації

Комбінації були відібрані на основі двох наборів статистичних даних та розрахованих за ними коефіцієнтів ППК та МЧНК. У цій роботі були розглянуті наступні комбінації:

1. Топ-5 ППК – 5 найкращих якісних функцій, відібраних на основі їхніх значень ППК.
2. Топ-10 ППК – 10 найкращих за якістю функцій, відібраних на основі їхніх значень ППК.
3. Топ-20 ППК – 20 найкращих за якістю функцій, відібраних на основі їхніх значень ППК.
4. Топ-30 ППК – 30 найкращих за якістю функцій, відібраних на основі їхніх значень ППК.
5. Топ-90% МЧНК – набір якісних ознак з найвищими коефіцієнтами МЧНК аналізу, сукупна вага яких становить не менше 90%.
6. Топ-90% ППК найшвидші – набір якісних ознак, які є найшвидшою комбінацією з сукупною вагою коефіцієнтів МЧНК не менше 90%.
7. Всі якісні ознаки – всі 130 ознак якості як одна комбінація.

5.3.2 Аналіз комбінацій

Для кожної комбінації було розраховано два набори коефіцієнтів за допомогою МЧНК-регресії: на основі результатів, отриманих з набору даних EyeQ, і на основі результатів, отриманих з власного набору даних. Це було зроблено для того, щоб проаналізувати кожен набір якісних характеристик в умовах адаптованого піднабору даних. Обчислені коефіцієнти дозволяють об'єднати раніше обчислені статистики кожної якісної ознаки в статистику для всієї комбінації.

За отриманими статистичними даними було розраховано ППК: для комбінацій, агрегованих за коефіцієнтами з найкращою адаптацією для анотацій EyeQ, ППК було розраховано виключно для зображень набору даних EyeQ і аналогічним чином для власного набору даних. Отримані значення ППК показані в таблиці 5.1.

Комбінація	ППК для БД EyeQ	ППК для власної БД
Всі якісні ознаки	0.90319	0.94171
Топ-5 ППК для власної БД	0.71054	0.73527
Топ-10 ППК для власної БД	0.83604	0.80674
Топ-20 ППК для власної БД	0.84969	0.85740
Топ-30 ППК для власної БД	0.86037	0.86502
Топ-90% МЧНК для власної БД	0.82958	0.76287
Топ-90% ППК найшвидші для власної БД	0.83132	0.71514
Топ-5 ППК для БД EyeQ	0.79759	0.74518
Топ-10 ППК для БД EyeQ	0.81543	0.75121
Топ-20 ППК для БД EyeQ	0.82957	0.81436
Топ-30 ППК для БД EyeQ	0.85259	0.83887
Топ-90% МЧНК для БД EyeQ	0.73366	0.72878
Топ-90% ППК найшвидші для БД EyeQ	0.73366	0.72878

Таблиця 5.1 – ППК для комбінації коефіцієнтів для EyeQ та власної баз даних.

Потім було розраховано середнє значення ППК для кожної комбінації та відносний час розрахунку: час розрахунку для всіх якісних характеристик було прийнято за 100%. Отримані результати представлені в таблиці 5.2.

Комбінація	ППК	Час розрахунку (відносний)	Кількість якісних характеристик
Всі якісні ознаки	0.92245	100.00%	150
Топ-30 ППК для власної БД	0.86270	23.42%	30
Топ-20 ППК для власної БД	0.85355	19.41%	20
Топ-30 ППК для БД EyeQ	0.84573	10.84%	30
Топ-20 ППК для БД EyeQ	0.82197	3.45%	20

Топ-10 ППК для власної БД	0.82139	17.80%	10
Топ-90% МЧНК для власної БД	0.79622	4.10%	28
Топ-10 ППК для БД EyeQ	0.78322	1.70%	10
Топ-90% ППК найшвидші для власної БД	0.77323	4.09%	29
Топ-5 ППК для БД EyeQ	0.77138	0.85%	5
Топ-90% МЧНК для БД EyeQ	0.73122	1.34%	10
Топ-90% ППК найшвидші для БД EyeQ	0.73122	1.34%	10
Топ-5 ППК для власної БД	0.72909	11.83%	5

Таблиця 5.2 – Середнє значення ППК для кожної комбінації для всіх наборів даних з відносним часом.

Варто зазначити, що дві комбінації Топ-90% МЧНК для БД EyeQ і Топ-90% ППК найшвидші для БД EyeQ виявилися абсолютно однаковими, хоча їх було відібрано по-різному.

Видно, що комбінації, відібрані на наборі даних EyeQ, були значно швидшими, ніж комбінації, відібрані на власному наборі даних.

Це можна пояснити тим, що в наборах якісних ознак, відібраних за допомогою EyeQ, переважають алгоритми обчислення якості освітлення, які, в свою чергу, значно швидші за часом обчислень, ніж алгоритми оцінки різкості зображення. Можна припустити, що різкість зображення була більш важливим фактором при класифікації якості зображення в реальному наборі даних, тоді як при класифікації набору даних EyeQ все було навпаки: більшу роль відігравала якість освітлення.

Оскільки максимальне значення ППК, отримане для комбінації всіх можливих ознак якості, не досягає 0,95, можна сказати, що метод об'єднання ознак якості в одному алгоритмі не є досконалим і потребує суттєвого вдосконалення.

В якості остаточних алгоритмів у цій роботі буде обрано дві комбінації: Топ-30 ППК для власної БД та Топ-20 ППК для БД EyeQ. Причиною такого рішення є те, що одна комбінація має кращі характеристики класифікатора, але є більш ніж у 6,5 разів повільнішою за іншу. Враховуючи контекст роботи, де алгоритм буде

використовуватися в автоматизованому офтальмологічному центрі, друга комбінація є набагато доречнішою. Отримані набори якісних характеристик:

Якісна характеристика	Канал зображення
Energy of Intensity	Насичення червоного каналу
Energy of Intensity Centered	Насичення червоного каналу
Variance of Intensity	Сірий канал
Difference of Differences	Канал відносної ваги синього
Inherited Sharpness	Зелений канал
Number of Pixels in Second Third	Канал відносної ваги синього
Variance of Intensity	Канал відносної ваги синього
Mean Intensity	Насичення червоного каналу
Mean Intensity Centered	Насичення червоного каналу
Mean Intensity Centered	Канал відносної ваги червоного
Difference of Differences	Канал відносної ваги зеленого
Energy of Intensity	Канал відносної ваги червоного
Energy of Intensity Centered	Канал відносної ваги червоного
Variance of Intensity	Канал відносної ваги червоного
Mean Intensity	Канал відносної ваги червоного
Mean Intensity	Канал відносної ваги зеленого
Mean Intensity Centered	Канал відносної ваги зеленого
Energy of Intensity	Канал відносної ваги зеленого
Energy of Intensity Centered	Канал відносної ваги зеленого
Number of Pixels in First Third	Канал відносної ваги синього
Effective Number of Neighbours	Канал відносної ваги зеленого
Number of Pixels in Second Third	Канал відносної ваги зеленого
Number of Pixels in First Third	Канал відносної ваги зеленого
Difference of Differences	Червоний канал
Number of Pixels in First Third	Канал відносної ваги червоного
Effective Number of Neighbours	Зелений канал
Effective Number of Neighbours	Синій канал
Number of Pixels in Second Third	Канал відносної ваги червоного
Difference of Differences	Сірий канал
Difference of Differences	Канал відносної ваги червоного

Таблиця 5.3 – Перелік ознак для топ-30 ППК для власної БД

Якісна характеристика	Канал зображення
Mean Intensity Centered	Канал відносної ваги зеленого
Variance of Intensity	Насичення зеленого каналу
Energy of Intensity	Насичення зеленого каналу
Energy of Intensity Centered	Насичення зеленого каналу
Energy of Intensity	Канал відносної ваги зеленого
Energy of Intensity Centered	Канал відносної ваги зеленого
Number of Pixels in First Third	Канал відносної ваги червоного
Mean Intensity	Насичення зеленого каналу
Mean Intensity Centered	Насичення зеленого каналу
Kurtosis of Intensity	Насичення зеленого каналу
Variance of Intensity	Канал відносної ваги синього
Energy of Intensity Centered	Сірий канал
Number of Pixels in First Third	Канал відносної ваги зеленого
Number of Pixels in Third Third	Червоний канал
Energy of Intensity	Червоний канал
Energy of Intensity Centered	Червоний канал
Mean Intensity	Червоний канал
Difference of Differences	Червоний канал
Number of Pixels in Second Third	Канал відносної ваги зеленого
Number of Pixels in First Third	Червоний канал

Таблиця 5.4 - Перелік ознак для топ-20 ППК для БД EyeQ

5.3.3 Недоліки методів

Найбільшим недоліком обраних методів можна назвати те, що деякі якісні ознаки, які мали майже однаково високі значення ППК або МЧНК, не мали сенсу вибирати разом у комбінації. Це було пов'язано з тим, що висока кореляція між ними створювала ситуацію, коли кожна ознака правильно класифікувала одну й ту саму частину зображень. Таким чином, коли одна з цих якісних ознак була поєднана, додавання іншої не давало суттєвого позитивного ефекту. На жаль, алгоритми відбору, описані в 4.1.4, не є чутливими до таких ситуацій. Як наслідок, у подальшій роботі слід зосередитися на алгоритмах, які не мають цього недоліку. Теоретично, це дозволить генерувати швидші комбінації, без "двійників".

Одним з можливих рішень у цій ситуації є вибір ознаки найкращої якості на основі вибору "найкращого покриття". Цей метод полягає у визначенні набору ознак найкращої якості за допомогою ППК, а потім використання його для визначення наборів зображень, які можуть бути правильно класифіковані за допомогою цих наборів ознак. Після визначення наборів правильно класифікованих зображень можна вибрати комбінацію, яка має найбільший загальний набір правильно класифікованих зображень. Таким чином, ця комбінація матиме «найкраще покриття».

ВИСНОВКИ

В результаті цієї роботи було знайдено дві комбінації параметрів, які зараз використовуються як два алгоритми для класифікації якості зображення сітківки ока людини. Один з них є більш точним, а інший - швидшим.

Побічним результатом стало порівняння двох можливих підходів до вибору ознак для кінцевих алгоритмів оцінки якості зображення. Хоча використання алгоритму МЧНК для порівняння різних алгоритмів є непоганою ідеєю, він не має явних переваг над простим порівнянням ППК. Крім того, метод відносної ефективності не є практичним при виборі з великої кількості ознак якості, оскільки підсумкові вагові коефіцієнти можуть бути розподілені між великою кількістю алгоритмів. Таким чином, вибір 90% від загальної ваги призведе до відносно великих комбінацій, які не є ефективними за часом.

Окремо ми також змогли виявити спільний недолік обох підходів: ймовірність багаторазового вибору "дублікатів" алгоритмів. Методи, описані в цій статті, не чутливі до такої ситуації, що робить їх менш ефективними в задачі вибору найефективнішої, але найменшої комбінації. Одним з можливих рішень може бути вибір найкращих за якістю ознак на основі вибору "найкращого покриття", як описано в 5.3.. Це розширення додає до алгоритму кроки, які уникають вибору "дублікатів", що призводить до вибору найкращих комбінацій.

Порівнюючи продуктивність кожного алгоритму на зображеннях зі зниженою роздільною здатністю, було створено список алгоритмів якісних ознак, чутливих до присутності шуму на зображенні. Якщо наявні зображення високої роздільної здатності (4K), рекомендовано зменшити роздільну здатність вхідних зображень перед розрахунком наступних параметрів: CPBD, DoD, WL3vL1. Рекомендоване стиснення становить 2-4 рази, оскільки при такому рівні стиснення деталі структури сітки все одно будуть добре видно, але кількість шуму буде значно зменшена. Зменшення кількості пікселів, які потрібно обробити, також значно збільшить швидкість обчислень.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

[1] Blindness and vision impairment [Електронний ресурс]. The World Health Organization. – 2022. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/blindness-and-visual-impairment>.

[2] Софарак, А., Уйянонвара, Б., Барман, С., Вільямсон, Т. Автоматичне виявлення мікроаневризм за зображеннями сітківки при недіяльованій діабетичній ретинопатії. Конспект лекцій з інженерії та комп'ютерних наук. Червенець 2011, вип. 2191.

[3] Абдель Хамід Л., Ель Рафеї А., Ель Рамлі С., Майклсон Г. і Хорнеггер Д. Оцінка якості зображення сітківки на основі чіткості та змісту зображення. Журнал біомедичної оптики. 2016, DOI: 10.1117/1.JVO.21.9.096007.

[4] Будова ока [Електронний ресурс]. Режим доступу до ресурсу: https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9E%D0%BA%D0%BE#/media/%D0%A4%D0%B0%D0%B9%D0%BB:Schematic_diagram_of_the_human_eye_uk.svg

[5] Гельменштейн А. Будова і функції людського ока. [Електронний ресурс]. ThoughtCo., 2019. Режим доступу до ресурсу: <https://www.thoughtco.com/how-the-human-eye-works-4155646>.

[6] Драганський, М., Орсак, Ф., Долежел, М. та ін. Біометрія. 1-е видання. Computer Press, 2011. ISBN 978-80-254-8979-6.

[7] Лян, Дж. а Вільямс, Д. Р. Аберації та якість зображення сітківки нормального людського ока. J. Opt. Soc. Am. A. Optica Publishing Group. 1997, DOI: 10.1364/JOSAA.14.002873.

[8] Уолш, Д. Б. Гіпертонічна ретинопатія: Опис, класифікація та прогноз. Офтальмологія. 1982 ISSN 0161-6420.

[9] Праль, С. Оптичне поглинання гемоглобіну [Електронний ресурс]. Режим доступу до ресурсу: <https://omlc.org/spectra/hemoglobin/>.

[10] Бернінгем, Н., Пізло, З. та Аллебах, Я. П. Метрики якості зображень. Енциклопедія науки і техніки візуалізації. 2002. ISBN 9780471443391.

[11] Гао Ш., Лу В., Тао Д. та Лю В. Оцінка якості зображення та зорова система людини. Праці Міжнародного товариства оптичної інженерії. 2010, DOI: 10.1117/12.862431.

[12] Ван, З., Бовик, А., Шейх, Х. та Сімончеллі, Е. Оцінка якості зображень: від видимості помилок до структурної подібності. IEEE Transactions on Image Processing. 2004. DOI: 10.1109/TIP.2003.819861.

[13] Ван, З. і Сімончеллі, Е. Оцінка якості зображень зі зменшеним відліком за допомогою вейвлет-моделі природної статистики зображень. Роговіц, Б. Е., Паппас, Т. Н. та Дейлі, С. Я., ред. Людський зір та електронні зображення. DOI: 10.1117/12.597306

[14] Льв Х., Цинь М., Чен Х. і Вей Г. Оцінка якості безеталонних зображень на основі статистики згортки карт ознак. Матеріали конференції AIP. 2018. DOI: 10.1063/1.5033698.

[15] Методики суб'єктивної оцінки якості телевізійних зображень. Стандарт. Женева, Швейцарія: Міжнародний союз електрозв'язку, Леден 2012.

[16] Стрейль Р. К., Вінклер С. та Хендс Д. С. Середній бал думки (MOS) переглянутий: методи та застосування, обмеження та альтернативи. Мультимедійні системи. 2014.

[17] Депт, О. Протокол оцінювання ARIC. F.P.R.C. Візуальні науки Університету Вісконсін-Медісон. 1995.

[18] Пірес Діаш Ж. М., Олівейра К. М. і да Сілва Круз Л. А. Оцінка якості зображення сітківки з використанням загальних показників якості зображення. Information Fusion. 2014. ISSN 1566-2535. Спеціальний випуск про інформаційне злиття в обчисленнях і системах медичних зображень.

[19] Ляо, В.-Х. Міра різкості для оцінювання якості зображення з використанням середнього ефективною кількості сусідів. 2013. Конференція з технологій та застосування штучного інтелекту. 2013. DOI: 10.1109/TAAI.2013.40.

[20] Ферзлі, Р. а Карам, Л. Я. Метрика різкості об'єктивного зображення без прив'язки до об'єкта, що базується на понятті ледь помітної розмитості (JNB). IEEE Transactions on Image Processing. 2009. DOI: 10.1109/TIP.2008.2011760.

[21] Марціліано, П., Дюфо, Ф., Вінклер, С. та Ебрагімі, Т. Перцептивна розмитість і метрики дзвінкості: застосування до JPEG2000. Обробка сигналів: Комунікація зображень. 2004. ISSN 0923-5965.

[22] Кумар, Я., Чен, Ф. та Дорманн, Д. Оцінка різкості для зображень документів та сценічних зображень. В кн: Матеріали 21-ї Міжнародної конференції з розпізнавання образів розпізнавання образів (ICPR2012). 2012.

[23] Рю, С. а Сон, К. Метрика безеталонної різкості на основі власної різкості. Електронні листи 2011. DOI: 10.1049/el.2011.2222.

[24] Форація, М., Грісан, Е. та Руджері, А. Нормалізація яскравості та контрастності на зображеннях сітківки. Медичний аналіз зображень. 2005. ISSN 1361-8415.

[25] Ю, Г., Агурто, К., Барріга, С., Немет, С., Соліз, П. та ін. Автоматизована оцінка якості зображень очного дна при скринінгу діабетичної ретинопатії. 2012. DOI: 10.1109/SSIAI.2012.6202469.

[26] Девіс, Х., Рассел, С., Барріга, Е., Абрамофф, М. та Соліз, П. Оцінка якості зображення сітківки ока в реальному часі на основі зору. 2009. DOI: 10.1109/CBMS.2009.5255437.

[27] Паулюс Я., Майєр Я., Бок Р., Хорнеггер Я., Міхельсон Г. Автоматизована оцінка якості фотографій очного дна сітківки. Міжнародний журнал комп'ютерної радіології та хірургії. 2010 DOI: 10.1007/s11548-010-0479-7.

[28] Чо, Й.-Й. і Канг, С. Нові технології для забезпечення якості та безпеки харчових продуктів Оцінка. 2011. ISBN 1439815240.

[29] Фейрчайлд, М. Д. Моделі появи кольору. Лабораторія кольорознавства Манселла Рочестерський технологічний інститут, США. 2013.

[30] Келер Т., Будай А., Краус М., Одстрчілік Я., Міхельсон Г. та ін. Автоматичне оцінювання якості зображень очного дна сітківки без еталонів з використанням сегментації судин. 2013. DOI: 10.1109/CBMS.2013.6627771.

[31] Стаал Я., Абрамоф М., Німейєр М., Віргевер М. і Гіннекен Б. Сегментація судин на основі гребеня на кольорових зображеннях сітківки. Транзакції IEEE з медичної візуалізації. 2004. DOI: 10.1109/TMI.2004.825627.

[32] Ван, З., Бовик, А., Шейх, Х. та Сімончеллі, Е. Оцінка якості зображень: від видимості помилок до структурної подібності. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2004 DOI: 10.1109/TIP.2003.819861.

[33] Франгі А. Ф., Ніссен В. Я., Вінкен К. Л. та Віргевер М. А. Багатомасштабна фільтрація для покращення судин. Уеллс, В. М., Колчестер, А. та Дельп, С., ред. *Обчислення медичних зображень та комп'ютерне втручання*. Берлін, Гейдельберг: 1998. ISBN 978-3-540-49563-5.

[34] Вольд, С. Особисті спогади про ранній період розвитку ПЛС. Хемометрія та інтелектуальні лабораторні системи - CHEMOMETR INTELL LAB SYST. 2001. DOI: 10.1016/S0169-7439(01)00152-6.

[35] Вольд, Х. Оцінка головних компонент та споріднених моделей методом ітеративних найменших квадратів. *Журнал багатовимірного аналізу* – 1966.

[36] Вольд, Х. Моделі шляхів з латентними змінними: Підхід NIPALS. *Кількісна соціологія: Міжнародні перспективи математичного та статистичного моделювання*. 1975. DOI: 10.1016/B978-0-12-103950-9.50017-4.

[37] Фу, Х., Ван, Б., Шен, Я., Цуй, С., Сюй, Ю. та ін. Оцінка мереж оцінки якості зображення сітківки в різних колірних просторах. 2019. ISBN 978-3-030-32238-0.